

首都大学東京 令和元年度 特別研究
修士論文

口コミサイトにおける極性を考慮した有益なTipsの
抽出

首都大学東京大学院
システムデザイン研究科
情報科学域

学修番号：18860625
氏名：光井 孝志

指導教員：石川 博 教授

令和2年2月21日

論文要旨

近年，スマートフォンのような携帯端末の普及に伴い，自身自身で体験した情報を容易にインターネット上に投稿できるようになった．そのためユーザがインターネット上に投稿したUser generated content(UGC)の数は年々増加している．UGCの代表例として，TwitterやInstagramなどのSNSや，TripAdvisorやYelpなどの口コミサイトがある．多くの人が商品や食事先，旅行先などの選択の際にSNSやblog，口コミサイトなどのUGCを参照にしている．

また，観光分野において，観光はGroup Inclusive Tour(GIT) が主流であったが，Foreign Independent Tour(FIT) の割合が増加しており，多くの観光客はガイド等を介さずにUGCから観光地の選択をしている．そのため，UGCはユーザの行動に大きな影響を及ぼしており，重要な役割を持つようになっている．

本研究では，UGCの中でも口コミサイトに着目する．口コミサイトでは商品やサービス，飲食店を実際に利用したユーザによって，利用後の感想，利用して得た知見，他サービスとの比較などのような情報が記載される．こうした情報は，公式サイトなどでは得られない，閲覧したユーザにとって様々な有益な情報が含まれている．

しかし，口コミサイトに投稿されるレビューは膨大で，なおかつ各レビューは複数のセンテンスを含んでいる．また，レビューにはユーザにとって有益な情報とそうでない情報が含まれている．現在，食事先や旅行先などの情報を参考にする際に，スマートフォンなどの携帯端末で情報を得るのが主流であり，小さい画面で得られる情報には限りがある．そのため，Point Of Interest(POI)に対するすべてのレビューの文章に目を通すことは不可能であり，ユーザは様々な有益な情報を得る機会を失ってしまう．また，レビューの分量が多いことによる情報過多により，ユーザが行動の選択をする際にかかる時間が増大してしまう問題が発生する．

こうした問題を解決するため，従来の研究では，レビューのランキング化や要約を目的としたものが数多く行われている．しかし，レビューのランキング化では，レビュー自体を抽出し，それをランキング化するため，ランキング化された上位のレビューが多くの文章を含む場合，ユーザは一部のレビューのみしか目を通せない．また，ランキング上位に同じような情報を含むレビューが固まってしまう可能性もある．レビューの要約では，要約の際に，様々な情報を

損失してしまう可能性がある。

そこで、本研究では、有益な情報を含むレビューには、レビューが有益と判定される要因となる短文があると仮定し、あるPOIのレビューから有益な短文のリストの抽出を行う。そうすることで、ユーザはスマートフォンなどの小さな画面を使用していても、手短に様々な情報を得ることができる。この短文のリストを本研究ではTipsと呼ぶ。Tipsの抽出には、テンプレートを作成し、ルールベースでのtipsの抽出を行なった。また、Tipsの中には、お店に対しての良いイメージ (割引など)、悪いイメージ (店員の態度が悪いなど)があると考えられるため極性を考慮して、tipsの提示を行う。最後に抽出したTipsに対し、外国人にアンケートを行うことで定常評価を行う。このアンケート結果をもとに、有用性を検討し、提案手法により課題が解決されるかどうか考察を行なった。

本研究では、Yelpのデータを用いる。Yelpはレストランやローカルビジネスの口コミ情報を取り扱う世界最大規模のレビューサイトである。Yelpに投稿されたローカルビジネスのレビューからTipsの抽出を行った。

本論文の構成は以下の通りである。1章では、研究背景及び本論文の目的を述べる。2章では、関連研究として、レビュー選択に関連する研究や、レビューのランキング化、要約に関する研究について述べる。また、短文抽出に関する研究について述べ、本研究の位置付けを明白にする。3章では、Tipsの抽出、Tipsの極性分類の手法について述べる。本研究では、Tipsの抽出には、N-gramのテンプレートを作成し、レビューからテンプレートにマッチする短文の抽出を行う。また、テンプレートの元となるデータについての検証を行う。そして、そのTipsそれぞれに極性の判定を行い、Tipsをポジティブ・ネガティブ・ニュートラルに分類し、よりユーザが手軽に様々な情報を得られるようにした。4章では、あるPOIの全レビューからTipsを抽出し、極性分類を行なった結果を示す。またその結果に対しアンケートを行うことにより、抽出したTipsが有益かつ様々な情報をユーザが得られるか評価を行う。5章では、本論文のまとめと今後の展望について述べる。

目次

論文要旨	i
第1章 はじめに	1
第2章 関連研究	4
2.1 レビューに関する研究	4
2.2 センテンスの抽出に関する研究	5
第3章 提案手法	7
3.1 使用するデータセットと前処理	7
3.2 Tipsの抽出	8
3.2.1 Tips抽出の元となるデータセット	8
3.2.2 テンプレートでのTipsの抽出	9
3.2.3 文法でのTipsの抽出	11
3.3 抽出したTipsの極性分類	12
3.4 Tipsの分類	13
3.4.1 TF-IDFによる特徴ベクトルの作成	13
3.4.2 Tipsのクラスタリング	14
3.4.3 ユーザへのTipsの提示	14
第4章 Tips抽出の結果とアンケート	16
4.1 抽出したTipsの結果	16
4.2 抽出結果に対するアンケート	16
4.2.1 アンケートの予備実験	16
4.2.2 アンケート条件	17
4.2.3 アンケート結果	18

目次	iv
第5章 おわりに	24
謝辞	26
参考文献	27
発表論文	30

第1章

はじめに

近年、スマートフォンのような携帯端末の普及に伴い、自身自身で体験した情報を容易にインターネット上に投稿できるようになった。そのためユーザがインターネット上に投稿した User generated content(UGC)の数は年々増加している。UGCの代表例として、Twitter^{*1}や Instagram^{*2}などのSNSや、TripAdvisor^{*3}やYelp^{*4}などの口コミサイトがある。多くの人が商品や食事先、旅行先などの選択の際にSNSやblog、口コミサイトなどのUGCを参照にしている。

また、国土交通省観光庁によると^{*5}、観光はGroup Inclusive Tour(GIT) が主流であったが、近年Foreign Independent Tour(FIT) の割合が増加しており、多くの観光客はガイド等を介さずにUGCから観光地の選択をしている。

近年の先行研究ではUGCがユーザの行動選択に大きな影響を及ぼしていることを検証している[1, 2, 3]。そのため、UGCの役割はよりいっそう重要になることが予測される。

本研究では、UGCの中でも口コミサイトに着目する。口コミサイトでは商品やサービス、飲食店を実際に利用したユーザによって、利用後の感想、利用して得た知見、他サービスとの比較などのような情報が記載される。こうした情報は、公式サイトなどでは得られない、閲覧したユーザにとって様々な有益な情報が含まれている。

しかし、口コミサイトに投稿されるレビューは膨大で、なおかつ各レビューは複数のセンテンスを含んでいる。また、レビューにはユーザにとって有益な情報とそうでない情報が含まれている。現在、食事先や旅行先などの情報を参考にする際に、スマートフォンなどの携帯端末で情報を得るのが主流であり、小さい画面で得られる情報には限りがある。そのため、Point

^{*1} <https://twitter.com>

^{*2} <https://www.instagram.com>

^{*3} <https://www.tripadvisor.jp>

^{*4} <https://www.yelp.com>

^{*5} <https://www.kantei.go.jp/jp/singi/kanko-vision/kankotf.dai16/sankou.pdf>

表1.1 Yelpに投稿されたレビューに含まれるTipの例

-
- ・ Wear a Steeler shirt and you might get the service for free!!
 - ・ When the university is open in the fall and spring, this place is packed.
 - ・ There is no parking lot here
 - ・ Admission is free on weekdays
-

Of Interest(POI)に対するすべてのレビューの文章に目を通すことは不可能であり、ユーザは様々な有益な情報を得る機会を失ってしまう。また、レビューの分量が多いことによる情報過多により、ユーザが行動の選択をする際にかかる時間が増大してしまう問題[4]、選択の質が低下してしまう問題[5]などが発生する。

こうした問題を解決するため、従来の研究では、レビューの質の予測[6, 7, 8]、レビューのランキング化[9, 10, 11]や要約[12, 13, 14]を目的としたものが数多く行われている。しかし、レビューのランキング化ではレビュー自体を抽出し、それをランキング化するため、ランキング化された上位のレビューが多くの記事を含む場合、ユーザは一部のレビューのみしか目を通せない。また、ランキング上位に同じような情報を含むレビューが固まってしまう可能性もある。レビューの要約では、要約の際に、様々な情報を損失してしまう可能性がある。

そこで、本研究では、有益な情報を含むレビューには、レビューが有益と判定される要因となるセンテンスがあると仮定し、あるPOIのレビューから有益なセンテンスのリストの抽出を行う。そうすることで、ユーザはスマートフォンなどの小さな画面を使用していても、手短に様々な情報を得ることができる。本研究ではこの有益なセンテンスのことをTipと呼び、以下のように定義する。また、表1.1にTipの例を示す。研究では、あるPOIのレビューから抽出したTipのリストをTipsと呼ぶ。

定義： Tipとは、ユーザの行動に影響を与える情報が記載されている文である。

本研究でTipsの抽出には、テンプレートを作成し、ルールベースでのTipsの抽出を行なった。また、Tipsの中には、お店に対しての良いイメージ (割引など)、悪いイメージ (店員の態度が悪いなど)があると考えられるため極性を考慮して、Tipsの提示を行う。最後に抽出したTipsに対し、外国人にアンケートを行うことで定性評価を行う。このアンケート結果をもとに、有用性を検討し、提案手法により課題が解決されるかどうか考察を行なった。

本研究では、口コミサイトの中でもYelpに焦点を当てる。Yelpはレストランやカフェ、バーなどのローカルビジネスの口コミ情報を取り扱う世界最大規模のレビューサイトであり、2018年末時点で、約1億6600万件のレビューが投稿されている。Yelpに投稿されたレビューを用いて、あるPOIのレビューからTipsの抽出を行う。

本論文の構成は以下の通りである．2章で関連研究について述べる．3章では， Tipsの抽出， Tipsの極性分類の手法について述べる．4章では、あるPOIの全レビューからTipsを抽出し， 極性分類を行なった結果を示す．またその結果に対しアンケートを行い， 考察を述べる．5章では， 本論文のまとめと今後の展望について述べる．

第2章

関連研究

2.1 レビューに関する研究

Web上に投稿されたレビューは、ユーザの行動に大きな影響を及ぼしており、商品や旅行先など行動の選択の際に重要な情報源となっている。しかし、レビューの数が年々増加し、その数が膨大になったことが原因で、全てのレビューに目を通せず重要な情報を得られない、行動の選択に時間がかかる、選択の質が低下するなどの問題が発生している。この問題を解決するため、レビューに関する研究が盛んに行われている。以下にレビューに関する研究について述べる。

まず、レビューに対して有益かそうでないかの2値分類をすることで、読むべきレビューの抽出を行う研究[9, 7, 8]がされている。Kimら[9]は、Amazon^{*1}の商品レビューに対し、有益なレビューの分類の手法を提案した。レビューに含まれる文章の長さ、形態素、商品に対するレーツを特徴量にSupport Vector Machine(SVM)により分類を行なった。Krishnamoorthyら[7]は、ナイーブベイズ、Random Forestを用いることで分類を行なった。Nalikら[8]は、文章や商品のレーツに加え、感情極性を特徴量とし、ディープラーニングにより有益なレビューの分類を行なった。また、レビューの質を予測する研究[15, 11]も行われている。Zang[15]らは、Support Vector Regression(SVR)を用いて、レビューに実用性の得点をつけることで、レビューの質の予測を行なった。

上記のレビューの分類、質の予測に加え、多くの研究ではレビューのランキング化[9, 10, 11]を行なっている。Luら[10]は、レビューに対する有益さの評価や、投稿者の社会的な関係者の広さ、投稿者の投稿数の数など投稿者の社会的コンテキストからレビューに得点をつけ、レビューのランキング化を行なった。Charら[11]は多重線形回帰を適用し、レビューの有益さを算出し、その数値を元にレビューのランキング化を行なった。文字数や文の長さ、極性やユー

^{*1} <https://www.amazon.com>

ザの評価などから特徴量の作成をした。

さらに、レビューの選択を行う研究[6, 16, 17]では、可能な限り多くの有益な情報を含むようにいくつかのレビューの選択を行なっている。

また、レビューの要約をすることで問題の解決を目指す研究[12, 13, 14]も多に行われている。

これらの研究では、レビュー単位での抽出を行なっている。本研究では、上記の先行研究とは異なりレビュー単位ではなくセンテンス単位での抽出をすることで問題の解決を目指す。

2.2 センテンスの抽出に関する研究

UGCが膨大であることが起因となって生じている問題に対し、本研究と同様に、UGCの中から有益なセンテンスの抽出を行うことで、問題の解決を目指す研究は種々存在する。本節では、センテンス抽出に関する先行研究について述べる。

Wicaksonoら[18]は、weblogsからアドバイス文の含まれるセンテンスを抽出する手法を提案した。手法として、アドバイス文分類の元となる様々な素性を人手で作成し、アドバイス文の抽出を行っている。例えば、“I suggest”や“I strongly recommend”などが含まれる文章をアドバイス文の含まれるセンテンスとして抽出を行なった。また、阪井ら[19]はユーザにとって「有用な情報」であり且つ「意外な情報」を耳より情報とし、レビューから耳より情報の抽出を行なった。実際にレビューを分析し、耳より情報には共通するキーワードがあることを見つけ、この耳よりキーワードを用いて、レビューの中から耳より情報の抽出を行なった。また、小澤ら[20]は外出行動前ユーザに有益な情報提供を目的に、事前に入手すると役立つアドバイス文(行動前アドバイス文)をWebから抽出する手法を提案した。手法として、行動前アドバイス文に現れやすい特徴を分析し、その特徴を素性に機械学習で行動前アドバイス文の抽出を行なった。日本語において、行動前アドバイス文の特徴は文末が強く作用することを証明した。

本研究ではこれらの研究とは対照的に、抽出するデータセットから人手でルールを見つけるのではなく、ルールの元となるテンプレートをデータセットから自動で作成するため異なる。

Weberら[21]は、Tipsを“short, concrete and self-contained bits of non-obvious advice”と定義し、Yahoo Answers*²からWeb上の“how-to”クエスチョンに対する回答となるTipsの抽出を行なった。機械学習によりTipsの抽出を行い、動詞から始まるセンテンスがTipsになる可能性が高いことを示した。

Guyら[22]はWeber[21]らのTipsの定義もちいて、TripadvisorからTipsの抽出を行なった。最後にTipsにランキング化を行うことで、ユーザが読むべきTipsに優先順位をつけた。これら

*² <https://answers.yahoo.com>

の研究ではTipの極性を考慮しておらず，本研究ではよりユーザに多くの情報を与えられるようにするため極性を考慮しているためその点で異なる．

第3章

提案手法

本章では，提案手法について述べる．本手法の大まかな流れを以下に示す．

1. 使用するデータセットの収集と前処理
2. ルールベースの元となるデータセットの選定
3. レビューからTipsの抽出
4. 抽出したTipsの極性分類
5. クラスタリングによるTipsの分割
6. Tipsの提示

以下，3.1節で使用するデータセットの説明とそのデータの前処理について述べる．3.2節では，レビューからTipsの抽出を行う手法について述べる．3.3節では，抽出したTipsに対し，感情の極性分類を行う手法について述べる．3.4節では，ユーザに様々な情報を得やすくするため，感情の極性ごとに分けたTipsに対し，テキストをクラスタリングする手法について述べる．

3.1 使用するデータセットと前処理

ここでは，本研究で使用するデータセットとその前処理について述べる．

本研究では，使用する口コミサイトのレビューのデータセットとしてオープンデータである Yelp Dataset Challenge Round 12^{*1}の全レビュー5,261,669件を使用する．

次にデータセットに対する前処理について述べる．データセットの中には，様々な言語が混じっており，本研究では英語のレビューのみ使用するため，データセットに対して Language-Detection^{*2}を適用することで言語判定を行う．その結果から，英語と判定されたデータのみに

^{*1} <https://www.yelp.com/dataset/challenge>

^{*2} <https://code.google.com/archive/p/language-detection>

表3.1 Yelpで投稿されたTipsの例

-
- ・ Food is below average compared to other chipotle branches else where.
 - ・ They used to have "kids eat free" on Sundays, but not anymore. Total bummer!
 - ・ Great breakfast large portions and friendly waitress. I highly recommend it.
-

使用する.

今回は, 言語判定の結果の英語と判定された5,201,122件のレビューを使用する.

3.2 Tipsの抽出

本節では, レビューからTipsを抽出する手法について述べる. 本研究では, レビューからTipsの抽出はルールベースで行う. 以下本節の流れを述べる. 3.2.1項では, ルールベースの元となるデータセットについて述べる. 3.2.2項では, ルールベースの元となるデータセットから形態素N-gramで作成したテンプレートについて述べる. また, 作成したテンプレートを提示する. 3.2.3項では, 先行研究に従い, 分頭が動詞から始まるセンテンスがTipsになるか検証を行う.

3.2.1 Tips抽出の元となるデータセット

本研究では, Tipsの抽出をルールベースで行う. そのためルールベースの元となるデータセットが必要となる. そこで本研究では, Yelpが提供している機能の一つである, Tipsの投稿^{*3}を利用する. Yelpでは, 携帯端末限定で, POIに対し短文のみの口コミの投稿を行う機能を提供している. この機能で投稿された口コミをYelpではTipsと呼ぶ. Tipsの投稿はレビューの投稿のように多くなく, 一部のユーザのみが使用している機能である. 本研究ではこのTipsを利用することで, ルールの作成を行う.

TipsのデータはYelp Dataset Challenge Round 12が提供しているデータセットの全1,185,348件を使用する. 表3.1にYelpで投稿されたTipsの例を示す.

まず, YelpのTipsデータセットを使用するにあたり, データセット内のどのセンテンスが有益かどうか判定する必要がある.

YelpのTipsでは, ユーザがTipsに対し良い投稿であると判断すると, Likeの評価をすることができる. Like数が多いTipsは有益なセンテンスであると仮定し, TipsをLike数ごとに分け, 一定以上の割合で有益だと判定されたTipsを有益な情報を含むセンテンスとして, ルールベ

^{*3} <https://www.yelp-support.com/article/What-are-Tips>

店名 : Castello Coffee Co.

情報 : カフェ・喫茶店

Text: If you want a change from coffee, try the cinnamon hot choc!

図3.1 Tips有効性アンケートのTips提示例

スの元となるデータセットとして使用する。そこで、数名の被験者にアンケートを行うことで、データセットが有効かどうか、また、ルールベースの元として使用するTipsのLike数の閾値の判定を行なった。

まず、Like数が0, 1, 2, 3, 4以上にTipsをそれぞれ分ける。そして、ユーザに対し、ランダムに各Like数30件ずつTipsを提示し、提示したTipsに対し、ユーザに有益かそうでないかの2値で評価してもらう。

有益かどうかの判定基準として、本研究のTipsの定義を提示し、定義に当てはまるTipsを有益と判定してもらった。

被験者に、日本人5名と外国人5名(中国人:1人, アメリカ人:2名, 台湾人:1人, ミャンマー人:1人)の計10人にアンケートを実施した。

ユーザに対し、TipsとそのTipsが投稿されたお店の名前、お店の詳細を提示し、回答を行なわせた。

図3.1にアンケートの際のTipsの提示例を示す。

図3.2に、アンケートの結果から算出したLike数と有益と評価を受けたTipsの割合を示す。

図3.2を見ると、Like数が2以上になると、約80%のTipsが有益だと判定されている。そのため、Like数2以上のTipsはデータセットとして有効であると考えられる。そこで本研究では、YelpのTipsデータセットにおいてLike数が2以上の評価を受けたTipsをルールベースの元となるデータセットとして使用する。Like数が2以上の評価を受けたTipsは1,717件であった。以降本論文では、ルールベースの元として使用する、TipsデータセットにおけるLike数が2以上のTipsをルールデータセットと呼ぶ。

3.2.2 テンプレートでのTipsの抽出

本研究では、ルールデータセットから形態素N-gramのテンプレートを作成し、テンプレートにマッチするTipsをレビューから抽出する。本項ではテンプレート作成の手法と作成したテンプレートについて述べる。

ルールデータセットを使用し、テンプレートの作成を行う。まず、ルールデータセットの

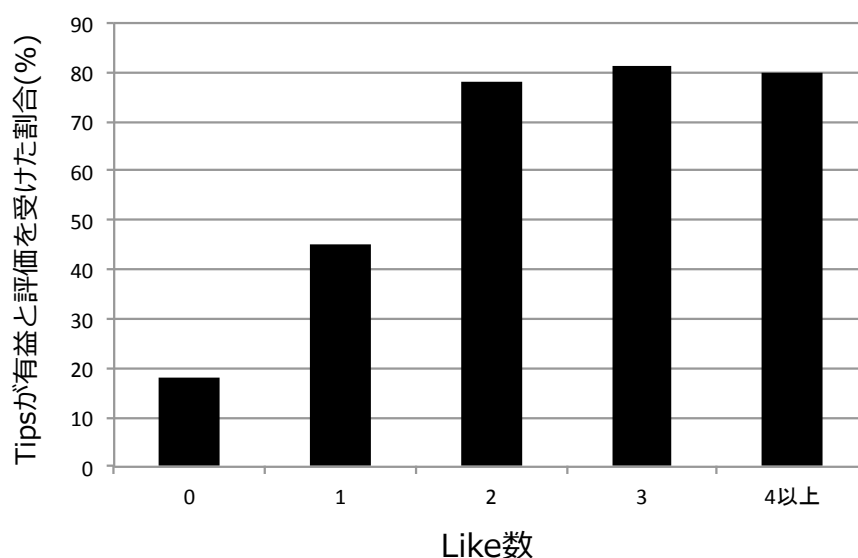


図3.2 Like数と有益と評価を受けたTipsの割合

表3.2 作成したテンプレートの情報

N	テンプレート	Tips
3	78	350
4	35	122
5	8	35

Tipsに何度も繰り返し出現する形態素N-gramを取り出す．形態素N-gramは3-gram～5-gramを取り出し，データセット中に数多く出現する形態素N-gramのリストの作成を行う．また，形態素N-gramの中には，“great ・ to ”のようなワイルドカード” ・ ”が様々な単語になりうる場合がある．そのため本研究では，ワイルドカード” ・ ”を考慮した形態素N-gramの抽出も行う．また，“it is a”のような一般的なN-gramを手作業で除外した．また，“is as good as”と”as good as”のような形態素N-gramの文字数の違いによるオーバーラップの除去も行った．

表3.2に作成したTipsの情報を示す．

また，表3.3に作成したN-gramのテンプレート例を示す．

最後に，POIの全レビューから，作成したテンプレートにマッチするセンテンスがあれば，Tipとして抽出し，このTipのリストをTipsとする．

表3.3 テンプレートの例

テンプレート	
all you can drink	admission is free
be sure to	before you *
be prepared to	can not wait to
check the *	do not forget
be compared to other	if you are looking for
do not miss	do not know what
do not have	do yourself a favor
every time i	feel free to
first come first served	for the first time
get a free	is closed on
great * to	in regard to
is as good as	is a great place
is a * fee to	is a good idea
i highly recommend the	is my favorite in
is a good idea	love this place
make sure to	make a resevation
one of the	stay away from
sign up for	to avoid the
the * is open	watch out for
wait to come back	you want to

3.2.3 文法でのTipsの抽出

前項でのテンプレートベースでのTips抽出に加え，この節では，Weberら[21]の研究に従い，文法の観点からTipsの抽出を試みる．

weberら[21]はTips抽出の際に，動詞で始まるセンテンスがTipsになりやすいと示した．そこで，本研究において，文頭が動詞であるセンテンスをTipsとして抽出可能か検証を行った．

まず，YelpデータセットのすべてのTipsに対し，形態素解析ツールであるTreeTagger^{*4}を使用し，単語の品詞判定を行うことで，Tipsのセンテンスの各単語に品詞を割り振る．

次に，YelpのTipsから文頭が動詞から始まるセンテンスの抽出を行うため，以下の品詞で始まるセンテンスの抽出を行なった．

^{*4} <https://www.cis.uni-muenchen.de/~schmid/tools/TreeTagger>

表3.4 Like数ごとの分頭が動詞から始まるTipsの割合

Tips	全データ数	動詞から始まるセンテンスの数	動詞から始まるセンテンスの割合
すべてのTips	1,185,348	130,823	11%
Like数2以上	1,717	206	12%
Like数2未満	1,183,631	130,617	11%

- ・ 動詞の原形で始まるセンテンス
- ・ 三人称単数形現在の動詞で始まるセンテンス
- ・ 副詞 + 動詞の原形で始まるセンテンス
- ・ 副詞 + 三人称単数形現在の動詞で始まるセンテンス

次に、Tips全体に対する文頭が動詞から始まるTipsの割合、Like数2以上のTipsに対する文頭が動詞から始まるTipsの割合、Like数2未満のTipsに対する文頭が動詞から始まるTipsの割合の算出を行なった。表3.4にTipsデータセットに対する文頭が動詞から始まるTips割合を示す。

表3.4を見ると、Like数2以上のTipsに対する文頭が動詞から始まるTipsの割合は12%であり、Like数2未満のTipsに対する文頭が動詞から始まるTipsの割合は11%であった。そのため、Like数が2以上のTipsとそうでないTipsの分頭が動詞から始まるセンテンスの比率の差がなく、分頭が動詞から始まるセンテンスが有益なTipsになりやすい傾向はないと考えられる。そのため、本研究では、レビューからTips抽出の際に文法を考慮したルールを作成を行わない。

3.3 抽出したTipsの極性分類

Tipsの中にはPOIに対して、割引情報やオススメ情報などのポジティブなイメージや、混雑や店員の態度が悪いなどのネガティブなイメージがあると考えられるため、本研究では感情の極性を考慮してTipsの提示を行う。本節では、抽出したTipsに対し感情の極性分類を行う手法について述べる。

まず、Tipsの各センテンスにおける単語一つ一つに単語辞書を用いて感情の判定を行う。単語の辞書には、the NRC Emotion and Sentiment Lexicons[23, 24]を利用した。この単語辞書では、異なる40の言語で14,182語がそれぞれ収録されている。本研究では、英語のレビューのみ使用するため、言語は英語のみ使用する。the NRC Emotion and Sentiment Lexiconsでは、収録されているそれぞれの単語に対し、プルチックによる8つの基本感情が付与されている。表3.5に単語と感情付与の例を示す。

8つの基本感情における”Joy”, ”Trust”, ”Anticipation”, ”Surprise”の感情をポジティブ

表3.5 単語と感情付与の例

感情	「festival」	「sick」	「recommend」
anger	0	0	0
anticipation	1	0	0
disgust	0	1	0
fear	0	0	0
joy	1	0	0
sadness	0	1	0
surprise	1	0	0
trust	0	0	1

とし, "Anxiety", "Disgust", "Sadness", "Anger"の感情をネガティブとする. 単語辞書を用いて各センテンスの単語それぞれに対し, ポジティブの感情が付与されていれば1を, ネガティブの感情が付与されていれば-1を, どちらの感情も付与されていない場合は0を付与する. また, 一つの単語に複数の感情が与えられている場合は, 単語内で総和をとる. 例えば, 表3.5の単語「sick」は感情「disgust」と「sadness」が与えられているため, -2となる. 最後に, センテンスの各単語に付与された数値の総和をとり, センテンスの全単語の総和が正ならばポジティブなTipとし, 負ならばネガティブなTipとし, 0ならばニュートラルなTipとする.

3.4 Tipsの分類

ユーザに対し様々な有益な情報を与えるため, 抽出したTipsに感情の極性分類を行い, さらにTipsのクラスタリングを行う. そうすることで, ユーザは感情ごとに様々な情報を得やすくなる. 本節では, Tipsのクラスタリングの手法について述べる.

3.4.1 TF-IDFによる特徴ベクトルの作成

まず, 各TipsをBag-of-Wordsとみなし, TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)を重みづけとして利用し, 特徴ベクトルの作成をする. TF-IDFを用いるために, 各Tipsを形態素解析し, すべての語を基本形にして分かち書きを行う. TF-IDFの実装は, scikit-learn^{*5}のTfidfVectorizerを用いた.

TF-IDFは, 文書中の単語に重みを与える手法の一種であり, 文書中に出現する特徴的な単語に対して, 高い重要度を与える. TF-IDFの計算式はTF(単語の出現頻度)とIDF(逆文書頻

^{*5} <https://scikit-learn.org/stable>

度)の二つの指標に基づいて計算される．計算式を以下に示す．

$$TFIDF = TF \cdot IDF \quad (3.1)$$

$$TF(t, d) = \frac{n(t, d)}{\sum_k^K n(k, d)} \quad (3.2)$$

$$IDF(t) = \log \left(\frac{|D|}{df(t)} \right) \quad (3.3)$$

ここで、 $n(t, d)$ はドキュメント d 中の単語 t の出現回数、 K は全単語の集合、 $|D|$ はドキュメント数、 $df(t)$ は単語 t が現れるドキュメント d の数である．

次に、TF-IDFの重み付けによりベクトル化したTipsの次元数は出現する全単語数次元になっているため、次元の削減を行う．次元の削減には、LSI(Latent Semantic Indexing) 法を用いることにより行なった．LSIによる次元削減は、単語に含まれる潜在的な意味によりインデキシングを行うことにより、類義語や、同義語をを一つのベクトルに圧縮することが可能となる．

3.4.2 Tipsのクラスタリング

K-Means法により、Tipsのクラスタリングを行う．Tipsをクラスタに分割することで、Tipsを多様な情報に分け、様々な情報をユーザに提示できるようにする．

k-Means法は、非階層的クラスタリングの代表的な手法である．k-Means法では、あらかじめクラスタ数 k を決める．次に、 k 個の点をランダムに設置し、その点を中心点とし、全 k 点より最短距離にある要素を同じクラスタとする．その後、中心点を全要素の重心に移動させ、計算を繰り返す．重心が移動しなくなったら、計算を終了する．

本研究では、クラスタ数 $k=3$ とし、Tipsを3つの情報源に分割する．K-Meansの実装においても、pythonのライブラリであるscikit-learnを用いた．

3.4.3 ユーザへのTipsの提示

最後に、レビューから抽出したTipsをユーザに提示をする．まず、レビューから抽出したTipsに対し3.3節の手法でTipsをポジティブ・ニュートラル・ネガティブに分ける．次に、極性ごとにTipsにクラスタリングを適用する．最後に極性ごとに、各クラスタからいくつかのTipsを、元のレビューが受けたusefulの評価順に取り出し、ユーザに提示をする．ここでusefulと

は，Yelpにおける評価の機能で，投稿されたレビューに対して，有益だと思った場合にusefulという評価を与える．

第4章

Tips抽出の結果とアンケート

4.1 抽出したTipsの結果

本節では、第3章の手法で抽出したTipsの提示を行う。

まず、Tipを抽出するPOIとして、Yelpデータセットの中で1000件以上のレビューがされているPOIを無作為に選択した。本節では、アメリカンレストランであるThe Peppermill Restaurant & Fireside Lounge^{*1}、ラスベガスのホテルであるPlanet Hollywood Las Vegas Resort & Casino^{*2}のレビューを使用する。The Peppermill Restaurant & Fireside Loungeからは全1,694件のレビュー、Planet Hollywood Las Vegas Resort & Casinoからは全1,680件のレビューを使用し、Tipsの抽出を行なった。結果をそれぞれ表4.1, 4.2に示す。

4.2 抽出結果に対するアンケート

4.2.1 アンケートの予備実験

本研究では、第3章の手法で抽出したTipsに対し有益かどうかアンケートにより判定を行う。アンケートでは、回答者により有益なTipsの判定にブレが出ると考えられる。予備実験では、回答者によりTipsに対し有益かどうかの判定の整合性の確認を行なった。

外国人5名(中国人:1人, アメリカ人:2名, 台湾人:1人, ミャンマー人:1人)に対し、ランダムに抽出した30個の同じTipsを見せ有益かどうか回答させた。回答者には有益なTipsの定義として、TipsとはPOIに訪れようとしている際に、行動に影響を与える情報が記載されているセンテンスであると説明し、複数のTipsの例を示した。次に、回答者には、POIの名前、詳細を示し、提示したTipsが有益かどうか回答させた。

全回答者のTipsの評価に対する一致率をFleiss'Kappa[25]により算出した。結果は、kappa

^{*1} <http://www.peppermilllasvegas.com>

^{*2} <https://www.planethollywoodintl.com/resort-casino>

値 $\kappa = 0.83$ とほとんど一致という結果であった。そのため、回答者により Tips に対する有益かどうかの評価に、ほとんどブレがなく整合性が取れていると考えられる。また、回答者に提示した Tips の定義が明確であると考えられる。

4.2.2 アンケート条件

本節では、本研究の有効性の判定のために行ったアンケートについて述べる。

本研究では、手法により提示した Tips が実際に有益であるか、多くの有益な情報を得られているかどうか評価を行うため、アンケートによる定性評価を行なった。

評価では以下の被験者にアンケートを答えてもらった。外国人12名(中国人：6人 アメリカ人：2人 ミャンマー人：1人 イギリス人:2人 フランス人:1人)に対して、アンケートを実施し、以下の項目を評価した。

- ・本研究により抽出した Tips が有益か
- ・ Tips の感情の極性の分類が正しく分類できているか
- ・ユーザが多くの有益な情報を得るために、本研究の手法が有効であるか

次に、アンケートの手順について述べる。回答者に対し、有益な Tips の定義として、Tips とは POI に訪れようとしている際に、行動に影響を与える情報が記載されているセンテンスであると説明し、複数の Tips の例を示した。次に、回答者には、POI の名前、詳細を示し、POI に対する Tips を第3章の手法で提示を行なった。一つの POI に対し、ポジティブ、ネガティブ、ニュートラルの Tips を6件ずつ提示した。そして、提示した Tips が有益かどうか回答させた。また、有益な Tips に対し、POI に行く前に有益か、POI にいる間に有益か、POI に行く前かついる間に有益な Tip か回答させた。例えば、"Wear a Steeler shirt and you might get the service for free" POI に行く前に有益な Tip であり、"If you go to the hotel you should see the stone monument" は POI にいる間に有益な Tip である。さらに、回答者に有益でないと判定した Tips に対し有益でない理由を回答させた。有益でない理由として、一般的すぎる(どの POI にも当てはまる)、関係ない、スパム、文脈がわからない、情報が古い、情報が限定的、その他の中から一つ選択させた。また、回答者に対し極性に分けられた各 Tips が正しく分類できているか評価させた。また、提示した POI に対する Tips が多様な種類の情報を含むかどうか評価を行うため、各 POI に対する提示した Tips が多様な情報を含むか回答させた。アンケートの回答は"当てはまる", "どちらかといえば当てはまる", "どちらでもない", "どちらかといえば当てはまらない", "当てはまらない"の5段階で評価した。最後に、回答者に対し、システムの良い点とシステムの悪い点の記述式のアンケートを行った。

4.2.3 アンケート結果

本節では、前節で行なったアンケートに対する結果を述べる。

まず、表4.3は提示したTipsが有益かどうか全Tipsの回答に対する割合である。表4.3から提示したTipsが有益であると判定された割合は77.8%と高い割合で有益と判定された。この結果から有益な情報を含むセンテンスの抽出では、本研究のテンプレートベースでTipsの抽出をする手法に有効性があることが示された。また、表4.4は有益なTipsの詳細に対する全回答の割合を示しており、表4.5はTipsが有益でない理由の詳細の全回答に対する割合を示している。表4.4から、有益だと判定されたTipsの61.8%がPOIに行く前に有益なTipsであり、28.5%がPOIにいる間に有益なTipsであった。表4.5では、Tipsが有益でない理由の60.7%が、どのPOIにも当てはまるような一般的すぎるTipsであること、14.8%が文脈がわからないTipsであった。Tipsが一般的すぎる原因として、テンプレートを作る段階で、どのPOIのTipsにも当てはまるn-gramを作成してしまう点が挙げられる。そこで、テンプレートのn-gramに重み付けをすることで、一般的すぎるTipsを抽出しづらくするなどの対策が考えられる。また、文脈がわからないと判定されたTipsを見ると10単語以下のセンテンスが大半を占めていた。逆に有益と判定された多くのTipsは10単語以上のセンテンスであった。そこで、今後Tips抽出に際し、センテンスの単語の数を考慮する必要があると考えられる。

表4.6は各Tipsが正しい極性に分けられているか全回答に対する割合である。表4.6を見ると66.8%のTipsは正しく分類されていると評価された。

次に、表4.7にPOIに対し提示したTipsが多様な情報を含むかどうか全回答の割合を示す。表4.7より、提示したTipsが多様な情報であるかどうかに関し、“当てはまる”、“どちらかといえば当てはまる”が回答された割合は75.5%であった。そのため、本手法はユーザが多様な有益な情報を得るために実際に有効であることが示された。しかし、35.3%は“どちらかといえば当てはまる”と答えており、提示したTipsには多少同じ情報が含まれていると考えられる。そのため、本手法でのクラスタリングではなく、他の方法でTipsを分けるなど今後検討が必要である。

表4.8、表4.9にアンケートの記述式アンケートの結果を示す。表4.8は、本研究の手法により提示したTipsの良い点の記述である。回答者の多くから本システムの良い点として、多くの情報をカバーしており、手軽に情報を得やすいという回答を得た。また、多くの回答者からポジティブ・ネガティブに分けられていることで、情報が見やすいとの回答も得た。記述式のアンケートから、本手法で取り入れた感情の極性の分類を取り入れたことにより、提示した情報が取得しやすくなることが示された。

表4.9は本研究の手法により提示したTipsの悪い点の記述である。本システムの悪い点とし

て、ポジティブ・ネガティブが分かれていないTipsがあった点や、提示したTipsに似たようなTipsを抽出してしまったPOIがあった点が指摘された。極性が誤った分類をされていた原因として、センテンスの各単語に対し、極性判定を行い、全単語の総計で判定を行なったため、ネガティブなセンテンス内にポジティブな単語が多く含まれてしまうとポジティブなセンテンスだと判定されてしまうからだと考えられる。また、いつ投稿されたTipsわからないから不便という回答に対し、今後提示するTipsに投稿された日時を記載する。

以上アンケートを通し、課題は残るものの、有益な情報を手軽にユーザが得られるようにすることが本手法により有効であることが示された。

表4.1 The Peppermill Restaurant & Fireside Loungeから抽出したTipsの例

ポジティブなTips
<ul style="list-style-type: none">・ if you're looking for a great breakfast for 10–20 then you need to visit.・ the prices at blueberry hill are more acceptable for diner quality food and the people are friendly.・ Scan QR code from table sign, sign up for email and get free glass.・ if you're on the strip and need a good meal at a good price, or you want to sit back and relax in a nice lounge and enjoy a beverage, this is the place to go.・ it's a great place to socialize with friends, have good food and great atmosphere.・ be prepared to wait to be seated, especially if you're going for breakfast but it's soooo worth it.
ネガティブなTips
<ul style="list-style-type: none">・ the only downside- this place can get very very busy and you may wait a while!・ the worst part about this place is that no taxi's will pick you up from here so beware...come here with caution if you're drunk!・ Really disappointed in my last visit here.・ Proceed with caution, the rude owner will take out his brutal service on you if you speak up about awful inattentive service and long waits for marginal food.・ the wait can get long but the diner bar is first come first serve so check there if they're not any tables.・ if your tired of walking up and down the strip and are trying to avoid all the crowded bars, this is the place to go!
ニュートラルなTips
<ul style="list-style-type: none">・ there is a great variety of breakfast, lunch, and dinner options.・ please try this place on your next trip!・ the separate lounge is super cool and a great place to hang out while you're waiting to be seated.・ i always like to tell my friends "pm in the am" as we seem to go to the peppermill in the early mornings.・ this is a good place if you're looking for the " a little better than ihop " place on the strip.

表4.2 Planet Hollywood Las Vegas Resort & Casinoから抽出したTipsの例

ポジティブなTips

- ・ we found it a cheesy cool hotel that hosting a lot of early 20 yr old kids.
- ・ the crowd of this hotel is younger than other hotels, so it's a great place if you're young and ready to party!
- ・ it's a great place to stay mainly because of its location especially if you love earl's!
- ・ if you have an offer at planet hollywood for a free room with free play do not expect to receive your free play.
- ・ the menus are pretty close, but the food is good.
- ・ i got a deal which included \$25.00 dollars a day for a food and beverage credit, which came in handy for room service.

ネガティブなTips

- ・ somebody must have kicked or pushed the toilet door really hard before us because there is a hole on the wall.
- ・ if you don't care that the place is dirty (even the elevators are gross - check out the buttons!)
- ・ the biggest disappointment about this place it the ridiculous high so called "resort fee.
- ・ i have to say that this stay was just ok. our bed was, for the first time, horribly uncomfortable.
- ・ in theory this hotel is great because it's centrally located on the strip
- ・ the view from the room was alright but the window was really dirty and had a lot of water spots on it.

ニュートラルなTips

- ・ it's nothing to rave about, yet i don't know that there's anything to really complain about.
 - ・ we were disappointed at the tiny window and the "strip view" was not all that great either bc it was just a view from the side of the street but not directly on las vegas blvd.
 - ・ in regard to amenities, ph is probably a 3 or 3.5 when compared to other similarly situated hotel/casinos.
 - ・ the air inside the casino is not as well filtered compaired to the others, but the floor staff and pit people are nice.
 - ・ if there is one piece of advice i could give is go for the 24 hour buffet in the casino it's only \$49 and you can eat as much as you want for 24 hours.
 - ・ it is a short walk to the bellagio if you wanted to watch the fountain show.
-

表4.3 提示したTipが有益かどうか全回答に対する割合

Tipsの評価	割合
有益である	77.8%
有益でない	22.2%

表4.4 有益なTipsの詳細に関する全回答の割合

Tips	割合
POIに行く前に有益	61.8%
POIにいる間に有益	28.5%
POI行く前 & いる間に有益	9.7%

表4.5 Tipsが有益でない理由に関する全回答の割合

有益でない理由	割合
一般的すぎる	60.7%
文脈がわからない	14.8%
関係がない	9.5%
スパム	0.7%
情報が古い	3.0%
限定的	8.8%
その他	2.5%

表4.6 Tipsの極性が正しく分類されているかどうか全回答の割合

評価	割合
正しく分類されている	66.8%
正しく分類されていない	33.2%

表4.7 POIに対し提示したTipsが多様な情報を含むかどうか全回答の割合

回答	割合
当てはまる	40.2%
どちらかといえば当てはまる	35.3%
どちらでもない	11.0%
どちらかといえば当てはまらない	9.3%
当てはまらない	4.2%

表4.8 システムの良い点

システム良い点
<ul style="list-style-type: none">・多くの文章を読む煩わしさがなく，手軽に情報を得ることができた.・ポジティブとネガティブにわけられていたので，情報を取得しやすかった.・多くの情報をカバーしていた

表4.9 システムの悪い点

システム悪い点
<ul style="list-style-type: none">・ネガティブのTipsにポジティブな情報を持つTipsが含まれていた.・提示したTipsに似た情報を複数含むPOIがあった.・POIと関係のないTipsが見られる場合があった.・情報が少なすぎるTipsは除去できるようにして欲しい.・いつ投稿されたTipsかわからないから不便

第5章

おわりに

本稿ではYelpに投稿されたレビューからTipsを抽出し、極性に分類したのちにユーザに提示する手法を提案した。手法としては、ルールデータセットから形態素N-gramベースのテンプレートを作成し、テンプレートにマッチするセンテンスをレビューから抽出した。さらに、抽出したTipsに対し、センテンスのそれぞれの単語に対し感情の判定を行うことで、センテンスをポジティブ・ネガティブ・ニュートラルに分類した。そして、Tipsに多様性を持たせ様々な情報をユーザに提示できるように、極性それぞれのTipsに対しクラスタリングを行なった。最後に、ランダムに選択したPOIから提案手法で提示したTipsの結果に対しアンケートをとることで、定性評価を行なった。アンケートの結果、提示したTipsは77.3%と高い精度で有益だと判定された。この結果から有益な情報を含むセンテンスの抽出では、提案した手法に有効性があることが示された。また、75.5%が多様な情報を得ることできたと回答しており、実際にユーザが多様な有益な情報を得るために、本手法が有効であることが示された。

今後の課題について述べる。まず、本手法に関して課題だと考えられることとして、抽出できるTipsは決まったパターンになってしまうこと、抽出できるTipsがYelpの公開しているTipデータセットのテキストに依存してしまうことがあげられる。解決策として、形態素N-gramだけでなく他のテンプレートの作成を行うことや、他のデータセットを含めてテンプレートの作成を行うなどが挙げられる。また、本研究では、ルールベース作成に関して、文法でのルールの作成を行わなかったが、今後抽出するTipsの精度を上げるため、Tipsに現れやすい文法の分析が必要だと考えられる。次に、レビューからTipsを抽出し、感情ごとに分類したのちにTipsに対しランキング化をすることも考えられる。そうすることで、重要度の高い情報を含むTipsごとに様々な情報をユーザに与えることができる。次に、システムの悪い点としてあげられた、ポジティブとネガティブのTipsが混ざっているという問題に対しては、本手法でのTipsの極性判定ではなく、分類器を作成することで改善を目指すなど今後検討が必要である。また、抽出したTipsの有益でない理由の大半を占めていた、どのPOIにも当てはまるセンテンスを抽

出してしまうという問題に対しては，単語や文の長さなどテキストの分析を行うことで省くことができるようにすることが今後必要である．

今後，今回の問題点を改善し，さらなる本手法の有用性を図るため，他サイトのレビューの表示との比較などの検討が必要である．

謝辞

本論文の執筆では、多くの方からのご支援とご協力をいただきました。本研究を進めるにあたり、指導教員である、首都大学東京システムデザイン学部石川博教授には、貴重な時間を割いて、時に厳しく時に優しく様々なご指導を頂きました。また、本論文の主査を務めて下さいました。心から感謝いたします。

本論文の副査となっていただくことを快く承諾していただき、副査を務めてくださいました、首都大学東京システムデザイン研究科片山薫准教授、同横山昌平准教授に心から感謝いたします。

本研究を進めるにあたり、様々な面で議論し、支えていただいた、岡山理科大学総合情報学部情報科学科廣田雅春講師と、群馬大学の荒木徹也特任助教に心から感謝いたします。ゼミなどを通じて、有益な議論やご指摘を多数いただきました首都大学東京システムデザイン学部石川研究室の皆様、および友人・知人の皆様に心から感謝いたします。

そして、研究室のたくさんの仕事をしていただいた秘書の石山千佳さんのおかげで、我々学生は研究に集中して学生生活を送ることができました。心から感謝いたします。

皆様のお力添えがあり、ここに修士論文を完成させることができたことに深く感謝いたします。

令和2年2月22日

参考文献

- [1] Judith A Chevalier and Dina Mayzlin. The effect of word of mouth on sales: Online book reviews. *Journal of marketing research*, Vol. 43, No. 3, pp. 345–354, 2006.
- [2] Qiang Ye, Rob Law, Bin Gu, and Wei Chen. The influence of user-generated content on traveler behavior: An empirical investigation on the effects of e-word-of-mouth to hotel online bookings. *Computers in Human behavior*, Vol. 27, No. 2, pp. 634–639, 2011.
- [3] Qiang Ye, Rob Law, and Bin Gu. The impact of online user reviews on hotel room sales. *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 28, No. 1, pp. 180–182, 2009.
- [4] Cheri Speier, Joseph S Valacich, and Iris Vessey. The influence of task interruption on individual decision making: An information overload perspective. *Decision Sciences*, Vol. 30, No. 2, pp. 337–360, 1999.
- [5] Eugene G Chewning Jr and Adrian M Harrell. The effect of information load on decision makers’ cue utilization levels and decision quality in a financial distress decision task. *Accounting, Organizations and Society*, Vol. 15, No. 6, pp. 527–542, 1990.
- [6] Yvan Saeys, Iñaki Inza, and Pedro Larrañaga. A review of feature selection techniques in bioinformatics. *bioinformatics*, Vol. 23, No. 19, pp. 2507–2517, 2007.
- [7] Srikumar Krishnamoorthy. Linguistic features for review helpfulness prediction. *Expert Systems with Applications*, Vol. 42, No. 7, pp. 3751–3759, 2015.
- [8] MSI Malik and Ayyaz Hussain. Helpfulness of product reviews as a function of discrete positive and negative emotions. *Computers in Human Behavior*, Vol. 73, pp. 290–302, 2017.
- [9] Soo-Min Kim, Patrick Pantel, Tim Chklovski, and Marco Pennacchiotti. Automatically assessing review helpfulness. In *Proceedings of the 2006 Conference on empirical methods in natural language processing*, pp. 423–430. Association for Computational

- Linguistics, 2006.
- [10] Yue Lu, Panayiotis Tsaparas, Alexandros Ntoulas, and Livia Polanyi. Exploiting social context for review quality prediction. In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pp. 691–700. ACM, 2010.
 - [11] Chau Vo, Dung Duong, Duy Nguyen, and Tru Cao. From helpfulness prediction to helpful review retrieval for online product reviews. In *Proceedings of the 9th International Symposium on Information and Communication Technology*, pp. 38–45. ACM, 2018.
 - [12] Minqing Hu and Bing Liu. Mining and summarizing customer reviews. In *Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 168–177. ACM, 2004.
 - [13] Paolo Cremonesi, Raffaele Facendola, Franca Garzotto, Matteo Guarnerio, Mattia Natali, and Roberto Pagano. Polarized review summarization as decision making tool. In *Proceedings of the 2014 International Working Conference on Advanced Visual Interfaces*, pp. 355–356. ACM, 2014.
 - [14] Li Zhuang, Feng Jing, and Xiao-Yan Zhu. Movie review mining and summarization. In *Proceedings of the 15th ACM international conference on Information and knowledge management*, pp. 43–50. ACM, 2006.
 - [15] Zhu Zhang and Balaji Varadarajan. Utility scoring of product reviews. In *Proceedings of the 15th ACM international conference on Information and knowledge management*, pp. 51–57. ACM, 2006.
 - [16] Panayiotis Tsaparas, Alexandros Ntoulas, and Evimaria Terzi. Selecting a comprehensive set of reviews. In *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 168–176. ACM, 2011.
 - [17] Thanh-Son Nguyen, Hady W Lauw, and Panayiotis Tsaparas. Using micro-reviews to select an efficient set of reviews. In *Proceedings of the 22nd ACM international conference on Conference on information & knowledge management*, pp. 1067–1076. ACM, 2013.
 - [18] Alfian Farizki Wicaksono and Sung-Hyon Myaeng. Mining advices from weblogs. pp. 2347–2350. ACM, 2012.
 - [19] 阪井奎伍, 灘本明代. 観光を対象としたレビューからの耳より情報抽出. 研究報告データベースシステム(DBS), Vol. 2015, No. 13, pp. 1–6, 2015.

- [20] Shunsuke Kozawa, Masayuki Okamoto, Shinichi Nagano, Kenta Cho, and Shigeki Matsubara. *Advice extraction from web for providing prior information concerning outdoor activities*, pp. 251–260. Springer, 2011.
- [21] Ingmar Weber, Antti Ukkonen, and Aris Gionis. Answers, not links: extracting tips from yahoo! answers to address how-to web queries. In *Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining*, pp. 613–622. ACM, 2012.
- [22] Ido Guy, Avihai Mejer, Alexander Nus, and Fiana Raiber. Extracting and ranking travel tips from user-generated reviews. In *Proceedings of the 26th international conference on world wide web*, pp. 987–996. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2017.
- [23] Saif M Mohammad and Peter D Turney. Emotions evoked by common words and phrases: Using mechanical turk to create an emotion lexicon. pp. 26–34. Association for Computational Linguistics, 2010.
- [24] Saif M Mohammad and Peter D Turney. Crowdsourcing a word–emotion association lexicon. *Computational Intelligence*, Vol. 29, No. 3, pp. 436–465, 2013.
- [25] Justus J Randolph. Free-marginal multirater kappa (multirater k [free]): An alternative to fleiss’ fixed-marginal multirater kappa. *Online submission*, 2005.
- [26] Xinfan Meng and Houfeng Wang. Mining user reviews: from specification to summarization. In *Proceedings of the ACL-IJCNLP 2009 conference short papers*, pp. 177–180. Association for Computational Linguistics, 2009.

発表論文

国内研究会

1. 光井孝志, 加藤大受, 遠藤雅樹, 荒木徹也, 廣田雅春, 石川博 : トピックを用いた地域ごとの言語による反応の差異の分析 (DEIMフォーラム2018) (2018.3)
2. 光井孝志, 加藤 大受, 遠藤雅樹, 廣田 雅春, 荒木徹也, 石川 博: 口コミサイトにおける有益なレビューの特徴の分析, 観光情報学会 第15回全国大会 (sti2018) (2018.7)